

# 计算机应用数学 复习提纲

## 一、概率论基本知识

事件及其相应概念 略

### 常见的概率模型

**不放回抽样：超几何分布：**  $X \sim H(n, M, N)$

为离散分布模型，概率取值为  $P(X = m) = \frac{\binom{M}{m} \binom{N-M}{n-m}}{\binom{N}{n}}$

有  $EX = \frac{nM}{N}, Var(X) = \frac{nM}{N} (1 - \frac{M}{N}) \frac{N-n}{N-1}$

直观理解：不放回抽样， $N$ 个产品中不合格产品有 $M$ 个，从中任取 $n$ 个，有 $m$ 个不合格品的概率

更直观理解： $N$ 个物品分两类，A类有 $M$ 个，从中取 $n$ 个，其中A类取到 $m$ 个

**放回抽样：二项分布：**  $X \sim B(n, p = M/N)$

概率取值  $P(X = m) = \binom{n}{m} (\frac{M}{N})^m (\frac{N-M}{N})^{n-m}$

$EX = np, Var(X) = np(1-p)$

直观理解： $N$ 个产品， $M$ 个不合格品，从中有放回任取 $n$ 个，有 $m$ 个不合格品概率

**盒子模型：**  $n$ 个不同的球放入 $N$ 个不同的盒子里，每个盒子所放球数不限，则

恰有 $n$ 个盒子中各放一球的概率  $P(X = n) = \frac{P(N, n)}{N^n} = \frac{N!}{N^n (N-n)!}$

应用：生日问题

**配对模型：**  $n$ 个人 $n$ 顶帽子，任意拿取，至少一人拿对帽子的概率

$P = 1 - \frac{D_n}{n!} = 1 - \frac{1}{2!} + \frac{1}{3!} - \dots + (-1)^{n-1} \frac{1}{n!} \rightarrow 1 - e^{-1}$

## 条件概率

$P(B|A) = P(AB)/P(A)$

三大公式：乘法公式，全概率公式，贝叶斯公式

乘法公式：若  $P(A_1 A_2 \dots A_{n-1}) > 0$ ，则

$P(A_1 A_2 \dots A_n) = P(A_1) P(A_2|A_1) \dots P(A_n|A_1 A_2 \dots A_{n-1})$

题例：100个零件中有10个不合格，从中不放回取，求第三次才取出不合格品的概率

解：分解为：第一，第二次合格，第三次不合格，用乘法公式

$P(YYN) = P(Y)P(Y|Y)P(N|YY) = \frac{90}{100} \times \frac{89}{99} \times \frac{10}{98}$

全概率公式：样本空间一组分割  $\Omega = B_1 \cup B_2 \cup \dots \cup B_n, B_i B_j = \Phi, P(B_i) > 0$

则  $P(A) = \sum_{i=1}^n P(AB_i) = \sum_{i=1}^n P(B_i)P(A|B_i)$

例：摸彩模型： $n$ 张彩票中有 $k$ 张中奖，不放回地摸取，则第 $i$ 次摸到奖券的概率

$P(A_i) = k/n$

解：易见 $P(A_1) = k/n$

$$P(A_2) = P(A_1)P(A_2|A_1) + P(\bar{A}_1)P(A_2|\bar{A}_1) = \frac{k}{n} \cdot \frac{k-1}{n-1} + \frac{n-k}{n} \cdot \frac{k}{n-1} = \frac{k}{n}$$

以此类推即可。

贝叶斯公式：样本空间一组分割 $\Omega = B_1 \cup B_2 \cup \dots \cup B_n, B_i B_j = \Phi, P(B_i) > 0$

$$\text{则 } P(B_i|A) = \frac{P(AB_i)}{P(A)} = \frac{P(B_i)P(A|B_i)}{P(A)} = \frac{P(B_i)P(A|B_i)}{\sum_{j=1}^n P(B_j)P(A|B_j)}$$

其中 $P(B_j)$ 称为先验概率,  $P(B_j|A)$ 称为后验概率

**核心思想：用结果推原因**

例：机器状态良好时，产品合格率为98%；发生故障时，合格率为55%；

每天早上启动机器时，机器状态良好的概率为95%

则在已知早上第一件为合格品时，机器状态良好的概率是多少？

解： $A = \text{“第一件产品合格”}$ ,  $B = \text{“机器状态良好”}$

$$\text{则 } P(A|B) = 0.98, P(A|\bar{B}) = 0.55, P(B) = 0.95, P(\bar{B}) = 0.05$$

$$\text{由Bayesian eq. } P(B|A) = \frac{P(A|B)P(B)}{P(A|B)P(B) + P(A|\bar{B})P(\bar{B})} = 0.97$$

**新冠阳性与确诊题例：作业2**

## 独立性

定义： $P(AB) = P(A)P(B)$

若 $P(A) > 0$ , 则等价于 $P(B|A) = P(B)$

两两独立： $P(A_i A_j) = P(A_i)P(A_j)$

相互独立：事件 $A_1, \dots, A_n$ 满足两两,...,nn独立，则称它们相互独立。

例：两射手轮流对同一目标射击，甲先射，谁先击中谁获胜，甲，乙每次命中概率分别为 $\alpha, \beta$ ,求甲获胜概率

$$P(\text{甲胜}) = \alpha + (1 - \alpha)(1 - \beta)P(\text{甲胜}) \Rightarrow P(\text{甲胜}) = \frac{\alpha}{1 - (1 - \alpha)(1 - \beta)}$$

**元件工作**：串联： $P(A_1 A_2) = p_1 p_2$  并联：

$$P(A_1 \cup A_2) = 1 - (1 - p_1)(1 - p_2) = p_1 + p_2 - p_1 p_2$$

**桥式系统：见作业1**

## 离散随机变量

定义：定义在样本空间 $\Omega$ 上的实数单值函数 $X = X(\omega)$

取值为可数称为离散随机变量，取值充满某个区间称为连续随机变量

**常用分布**：二项分布&超几何分布上面已经给出

直观：n次Bernolli试验中成功的次数

直观：不放回抽样模型

$$\text{泊松分布： } X \sim P(\lambda), P(X = k) = \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda}, EX = Var(X) = \lambda$$

直观：一事件以密度 $\lambda$ 随机且独立出现，则在单位时间内随机事件发生k次的概

率

二项分布的泊松近似:  $n$ 重Bernoulli分布, 若 $np_n \rightarrow \lambda$

$$\text{则 } \binom{n}{k} p_n^k (1-p_n)^{n-k} \rightarrow \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda}$$

几何分布:  $X \sim Ge(p), P(X=k) = (1-p)^{k-1}p, EX = \frac{1}{p}, Var(X) = \frac{1-p}{p^2}$

直观:  $n$ 次伯努利试验中, 试验 $k$ 次得到第一次成功的概率

无记忆性:  $P(X > m+n | X > m) = P(X > n)$

负二项分布:  $X \sim Nb(r, p), P(X=k) = \binom{k-1}{r-1} (1-p)^{k-r} p^r, k = r, r+1, \dots$

直观: 伯努利实验, 直到 $r$ 次成功时的所需的试验次数。

拆解为第 $k$ 次成功, 前 $k-1$ 次有 $r-1$ 次成功

$$EX = \frac{r}{p}, Var(X) = \frac{r(1-p)}{p^2}$$

## 分布函数和连续随机变量

随机变量 $X$ , 称 $F(x) = P(X \leq x)$ 为 $X$ 的分布函数, 也称累积分布函数 (CDF)

基本性质为1. 单调非减  $0 \leq F(x) \leq 1, F(-\infty) = 0, F(+\infty) = 1$  3. 右连续

连续随机变量: 随机变量的分布函数 $F_X(x)$ , 若存在非负可积函数 $f(x)$ 满足:

$$F(x) = \int_{-\infty}^x f(t) dt$$

则称 $X$ 为连续随机变量,  $f(x)$ 为概率密度函数 (pdf)

基本性质为: 1. 非负性  $2. \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) dx = 1$

例: 设 $X \sim f(x)$ , 且 $f(-x) = f(x)$ ,  $F(x)$ 为 $X$ 的分布函数, 则对任意实数 $a > 0$ , 有(B)

- A.  $F(-a) = 1 - \int_0^a f(x) dx$       B.  $F(-a) = \frac{1}{2} - \int_0^a f(x) dx$   
C.  $F(-a) = F(a)$       D.  $F(-a) = 2F(a) - 1$

解:  $1 = F(-a) + \int_{-a}^a f(x) dx + \int_a^{+\infty} f(x) dx = 2F(-a) + 2 \int_0^a f(x) dx$

常用分布: 均匀分布:  $X \sim U(a, b), EX = \frac{a+b}{2}, Var(X) = \frac{(b-a)^2}{12}$

$$f(x) = \begin{cases} \frac{1}{b-a}, & a < x < b \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

指数分布:  $X \sim Exp(\lambda), \theta > 0, EX = \frac{1}{\lambda}, Var(X) = \frac{1}{\lambda^2}$

$$f(x) = \begin{cases} \lambda e^{-\lambda x}, & x > 0 \\ 0, & x \leq 0 \end{cases}, F(x) = \begin{cases} 1 - e^{-\lambda x}, & x > 0 \\ 0, & x \leq 0 \end{cases}$$

无记忆性:  $P(X > s+t | X > s) = P(X > t)$

正态分布:  $X \sim N(\mu, \sigma^2), EX = \mu, Var(X) = \sigma^2$

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left\{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right\}$$

标准正态分布 $N(0, 1)$ , 此时记 $F(x) = \Phi(x), f(x) = \varphi(x)$

Cor: 若 $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ , 则 $F(x) = \Phi(\frac{x-\mu}{\sigma})$

$3\sigma$ 原则:  $P(|X - \mu| < \sigma) = 0.6826, P(|X - \mu| < 2\sigma) = 0.9544,$

$$P(|X - \mu| < 3\sigma) = 0.9974$$

Gamma分布:  $X \sim Ga(\alpha, \lambda), \alpha > 0, \lambda > 0, EX = \frac{\alpha}{\lambda}, Var(X) = \frac{\alpha}{\lambda^2}$

$$f(x) = \frac{\lambda^\alpha}{\Gamma(\alpha)} x^{\alpha-1} e^{-\lambda x}, x \geq 0$$

其中  $\Gamma(\alpha) = \int_0^{+\infty} x^{\alpha-1} e^{-x} dx$  为  $\Gamma$  函数

直观:  $\alpha$  个相互独立的指数分布的随机变量和

Beta分布:  $X \sim Be(a, b), a > 0, b > 0, EX = \frac{\alpha}{\alpha+\beta}, Var(X) = \frac{\alpha\beta}{(\alpha+\beta)^2(\alpha+\beta+1)}$

$$f(x) = \frac{1}{B(a, b)} x^{a-1} (1-x)^{b-1}$$

其中  $B(a, b) = \int_0^1 x^{a-1} (1-x)^{b-1} dx$  为  $B$  函数

$$\text{注意有 } B(a, b) = \frac{\Gamma(a)\Gamma(b)}{\Gamma(a+b)}$$

## 随机变量函数的分布

离散变量: 当  $X$  为离散变量时,  $Y = g(X)$  也为离散变量。

若  $X$  分布律为  $P(X = x_k) = p_k$ , 则  $Y$  的分布律为  $P(Y = y_i) = \sum_{g(x_k)=y_i} p_k$

连续变量: 已知连续变量  $X$  的密度函数  $f_X(x)$ ,  $Y = g(X)$ , 求  $f_Y(y)$

方法: 分布函数法, 先求分布函数  $F_Y(y)$ , 再求  $f_Y(y)$

例: 已知  $f_X(x)$ , 求  $Y = X^2$  的 pdf  $f_Y(y)$ .

$$F_Y(y) = P(Y \leq y) = P(X^2 \leq y) = P(-\sqrt{y} \leq X \leq \sqrt{y}) = F_X(\sqrt{y}) - F_X(-\sqrt{y})$$

$$f_Y(y) = F'_Y(y) = \begin{cases} \frac{1}{2\sqrt{y}} [f_X(\sqrt{y}) + f_X(-\sqrt{y})], & y > 0 \\ 0, & y \leq 0 \end{cases}$$

**Theorem:**  $X \sim f_X(x), y = g(x)$  为  $x$  的严格单调函数, 则有反函数  $x = h(y)$  连续可导, 则

$$f_Y(y) = \begin{cases} f_X[h(y)] |h'(y)|, & \alpha < y < \beta \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}, \text{ 其中 } \alpha = \min\{g(-\infty), g(+\infty)\}, \beta = \max\{g(-\infty), g(+\infty)\}$$

例: 对数正态分布: 设  $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ , 则  $Y = e^X$  服从

$$f_Y(y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}y\sigma} \exp\left\{-\frac{(\ln y - \mu)^2}{2\sigma^2}\right\}, y > 0$$

## 多维随机变量及其分布

### 二维随机变量

$X, Y$  定义在同一样本空间  $\Omega$  上,  $(X, Y)$  即为二维随机变量, 多维随机变量也称随机向量。

联合分布函数:  $F(x, y) = P(X \leq x, Y \leq y)$  为  $(X, Y)$  的联合分布函数

仍然满足分布函数三条性质。

二维离散随机变量的联合分布律 (略)

联合密度函数: 若存在非负可积函数  $f(x, y)$ , s.t.

$$F(x, y) = \int_{-\infty}^x \int_{-\infty}^y f(u, v) dv du$$

则称 $(X, Y)$ 为二维连续随机变量,  $f(x, y)$ 为联合概率密度。

仍然满足密度函数两条性质。

**常用分布:** 多项分布: 每次试验有 $r$ 种结果 $A_1, \dots, A_r$

记 $P(A_i) = p_i, X_i$ 为 $n$ 次独立重复实验种出现 $A_i$ 的次数, 则有

$$P(X_1 = n_1, X_2 = n_2, \dots, X_r = n_r) = \frac{n!}{n_1! n_2! \dots n_r!} p_1^{n_1} p_2^{n_2} \dots p_r^{n_r}$$

直观: 多项式定理 $(p_1 + p_2 + \dots + p_r)^n$ 的系数

多维超几何分布:  $N$ 只球分为 $r$ 类, 第 $i$ 种球有 $N_i$ 只, 任取 $n$ 只不放回,  $X_i$ 为取出球中第 $i$ 种个数

$$P(X_1 = n_1, X_2 = n_2, \dots, X_r = n_r) = \frac{\binom{N_1}{n_1} \binom{N_2}{n_2} \dots \binom{N_r}{n_r}}{\binom{N}{n}}$$

二维均匀分布:  $(X, Y) \sim U(D)$

$$f(x, y) = \begin{cases} \frac{1}{S_D}, & (x, y) \in D \\ 0, & otherwise \end{cases}$$

**二维正态分布:**  $(X, Y) \sim N(\mu_1, \mu_2, \sigma_1, \sigma_2, \rho), \sigma_1, \sigma_2 > 0, |\rho| < 1$

$$f(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_1\sigma_2\sqrt{1-\rho^2}} \exp\left\{-\frac{1}{2(1-\rho^2)}\left[\frac{(x-\mu_1)^2}{\sigma_1^2} + \frac{(y-\mu_2)^2}{\sigma_2^2} - 2\rho\frac{(x-\mu_1)(y-\mu_2)}{\sigma_1\sigma_2}\right]\right\}$$

**边缘分布:**  $X \sim F_X(x) = F(x, +\infty), Y \sim F_Y(y) = F(+\infty, y)$ 称为边缘分布函数

边缘分布律:  $p_i = P(X = x_i) = \sum_{j=1}^{\infty} p_{ij}, p_j = P(Y = y_j) = \sum_{i=1}^{\infty} p_{ij}$

边缘密度函数:  $f_X(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x, y) dy, f_Y(y) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x, y) dx$

由边缘分布一般无法求出联合分布

二维正态分布的边缘分布为一维正态分布

二维均匀分布的边缘分布**不一定**是一维均匀分布

例:  $(X, Y)$ 服从区域 $D = \{(x, y), x^2 + y^2 < 1\}$ 上的均匀分布, 求 $X$ 的边缘密度 $f_X(x)$

解:  $f(x, y) = \frac{1}{\pi}, x^2 + y^2 \leq 1$ , 故当 $|x| \leq 1$ 时有,

$$f(x) = \int_{-\sqrt{1-x^2}}^{\sqrt{1-x^2}} \frac{1}{\pi} dy = \frac{2}{\pi\sqrt{1-x^2}}$$

**条件分布:** 条件分布律:  $p_{i|j} = P(X = x_i | Y = y_j) = \frac{p_{ij}}{p_{\cdot j}}$

条件概率密度:  $f_{X|Y}(x|y) = \frac{f(x, y)}{f_Y(y)}$

条件分布函数:  $F(x|y) = \begin{cases} \sum_{x_i \leq x} P(X = x_i | Y = y) \\ \int_{-\infty}^x f_{X|Y}(x|y) dx = \int_{-\infty}^x \frac{f(x, y)}{f_Y(y)} \end{cases}$

例:  $f(x, y) = \begin{cases} \frac{e^{-x/y} e^{-y}}{y}, & 0 < x < \infty, 0 < y < \infty \\ 0, & otherwise \end{cases}$ , 求 $P(X > 1 | Y = y)$

$$\text{解: } P(X > 1|Y = y) = \int_1^\infty f_{X|Y}(x|y)dx = \int_1^\infty \frac{f(x,y)}{f_Y(y)}dx$$

$$\text{其中 } f_Y(y) = \int_{-\infty}^\infty f(x,y)dx = e^{-y}$$

$$\text{则 } P(X > 1|Y = y) = \int_1^\infty \frac{e^{-x/y}}{y}dx = e^{-1/y}$$

**随机变量的独立性:** 满足以下三条任一, 则 $X$ 与 $Y$ 独立:

$$1) F(x,y) = F_X(x)F_Y(y) \quad 2) p_{ij} = p_{i \cdot} p_{\cdot j} \quad 3) f(x,y) = f_X(x)f_Y(y)$$

若联合概率密度有 $f(x,y) = g(x)h(y)$ , 则 $X$ 与 $Y$ 独立

对二元正态分布,  $X$ 与 $Y$ 独立当且仅当 $\rho = 0$

$$n\text{维随机变量: } F(x_1, \dots, x_n) = \int_{-\infty}^{x_n} \dots \int_{-\infty}^{x_1} f(x_1, \dots, x_n)dx_1 \dots dx_n$$

$$\text{其边缘分布有 } F_{X_i}(x_i) = F(\infty, \dots, x_i, \dots, \infty)$$

$$f_{X_i}(x_i) = \int_{-\infty}^\infty \dots \int_{-\infty}^\infty f(x_1, \dots, x_n)dx_1 \dots dx_{i-1}dx_{i+1} \dots dx_n$$

$$\text{独立性: } X_i\text{之间相互独立, 若 } F(x_1, \dots, x_n) = F_{X_1}(x_1) \dots F_{X_n}(x_n)$$

**卷积公式:**  $X$ 与 $Y$ 相互独立, 则 $Z = X + Y$ 的密度函数为

$$f_Z(z) = \int_{-\infty}^\infty f_X(x)f_Y(z-x)dx = \int_{-\infty}^\infty f_X(z-y)f_Y(y)dy$$

$$\text{pf: } F_Z(z) = P(Z \leq z) = P(X + Y \leq z), \text{不妨设可行域 } D = \{(x,y) : x + y \leq z\}$$

$$\text{则 } F_Z(z) = \iint_D f(x,y)dxdy = \int_{-\infty}^\infty [\int_{-\infty}^{z-y} f(x,y)dx]dy$$

$$\text{则 } f_Z(z) = F'_Z(z) = \int_{-\infty}^\infty f(z-y,y)dy$$

$$\text{特别的, 若 } X\text{与}Y\text{独立, 则有 } f_Z(z) = \int_{-\infty}^\infty f_X(z-y)f_Y(y)dy$$

$$\text{离散ver. } P(Z = z_l) = \sum_{j=1}^\infty P(X = z_l - y_j)P(Y = y_j)$$

建议看一下例题3.5.3,

### 第3节 多维随机变量及其分布

第66页 

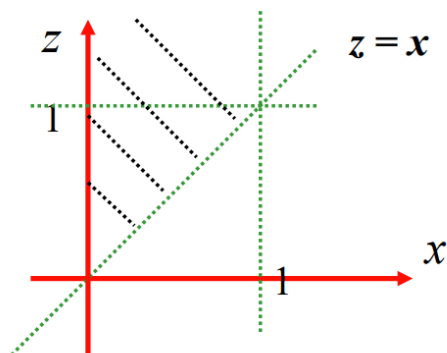
**例3.5.3** 设 $X$ 与 $Y$ 独立,  $X \sim U(0, 1)$ ,  $Y \sim \text{Exp}(1)$ .  
试求 $Z = X + Y$ 的密度函数.

$$\text{解: } X \sim f_X(x) = \begin{cases} 1, & 0 \leq x \leq 1 \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad Y \sim f_Y(y) = \begin{cases} e^{-y}, & y > 0 \\ 0, & y \leq 0 \end{cases}$$

$$\text{用卷积公式: } f_Z(z) = \int_{-\infty}^{+\infty} f_X(x)f_Y(z-x)dx$$

被积函数的非零区域为:

$$0 < x < 1 \quad \text{且} \quad z - x > 0 \quad (\text{见下图})$$



因此有

$$(1) \quad z < 0 \text{ 时 } f_Z(z) = 0;$$

$$(2) \quad 0 < z < 1 \text{ 时 } f_Z(z) = \int_0^z e^{-(z-x)} dx = 1 - e^{-z}$$

$$(3) \quad 1 < z \text{ 时 } f_Z(z) = \int_0^1 e^{-(z-x)} dx = e^{-z} (e - 1)$$

**分布的可加性：**对独立的随机变量，

$$\text{二项分布 } b(n_1, p) + b(n_2, p) = b(n_1 + n_2, p)$$

泊松分布  $P(\lambda_1) + P(\lambda_2) = P(\lambda_1 + \lambda_2)$ , 这里要注意  $X - Y$  并不服从泊松分布

$$\text{正态分布 } N(\mu_1, \sigma_1^2) \pm N(\mu_2, \sigma_2^2) = N(\mu_1 \pm \mu_2, \sigma_1^2 + \sigma_2^2)$$

$$\text{伽马分布 } Ga(\alpha_1, \lambda) + Ga(\alpha_2, \lambda) = Ga(\alpha_1 + \alpha_2, \lambda)$$

相互独立的指数分布随机变量之和为伽马分布

**变量代换法：**若  $(X, Y)$  分布已知,  $(U, V)$  满足  $\begin{cases} U = g_1(X, Y) \\ V = g_2(X, Y) \end{cases}$ , 则  $(U, V)$  的分布为

$$f_{UV}(u, v) = f_{XY}(x(u, v), y(u, v)) \left| \frac{\partial(x, y)}{\partial(u, v)} \right|$$

在求解单个随机变量  $U = g(X, Y)$  的分布时, 也可先构造出  $V = h(X, Y)$  再求边缘分布

**作业3：**3维随机向量  $(X, Y, Z)$  的联合密度函数如下

$$f(x, y, z) = \begin{cases} \frac{1 - \sin x \sin y \sin z}{8\pi^3}, & 0 \leq x, y, z \leq 2\pi \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

证明  $X, Y, Z$  是两两独立而非相互独立的。直接用定义证明即可,  $f_{X,Y}(x, y) = f_X(x)f_Y(y)$

## 随机变量的特征-期望, 方差, 协方差

**数学期望：**离散:  $EX = \sum_k x_k p_k$  连续:  $EX = \int_{-\infty}^{\infty} x f(x) dx$

若  $Y = g(X)$ , 且  $E(g(X))$  存在, 则  $E(g(X)) = \begin{cases} \sum_{i=1}^{\infty} g(x_i) P(X = x_i), & \text{离散} \\ \int_{-\infty}^{\infty} g(x) f(x) dx, & \text{连续} \end{cases}$

**方差：**反应随机变量的离散程度,  $Var(X) = E(X - EX)^2$ ,  $\sigma(X) = \sqrt{Var(X)}$  为标准差

$$Var(X + Y) = Var(X) + Var(Y) + 2Cov(X, Y)$$

随机变量标准化:  $Y = \frac{X-EX}{\sqrt{Var(X)}}, EY = 0, Var(Y) = 1$

**Chebyshev ineq.**  $X$ 的方差存在, 则对 $\forall \varepsilon > 0$ ,

$$P(|X - EX| \geq \varepsilon) \leq \frac{Var(X)}{\varepsilon^2}, P(|X - EX| < \varepsilon) \geq 1 - \frac{Var(X)}{\varepsilon^2}$$

常用分布的期望和方差在前面已经讨论过。

**协方差:**  $Cov(X, Y) = E[(X - EX)(Y - EY)] = EXY - EXEY$

若 $X$ 与 $Y$ 独立, 则 $Cov(X, Y) = 0$

**相关系数:**  $\rho_{XY} = \frac{Cov(X, Y)}{\sqrt{Var(X)}\sqrt{Var(Y)}}$ 为 $X$ 和 $Y$ 的相关系数

$\rho_{XY} \in [-1, 1]$ , 越接近1,  $X$ 与 $Y$ 正相关; 越接近-1,  $X$ 与 $Y$ 负相关

**Schwarz ineq.**  $Cov(X, Y)^2 \leq Var(X)Var(Y)$

**矩:**  $k$ 阶原点矩:  $EX^k$ ,  $k$ 阶中心矩:  $E[X - E(X)]^k$

$k + l$ 阶混合矩:  $EX^k Y^l$ ,  $k + l$ 混合中心矩:  $E[(X - EX)^k (Y - EY)^l]$

**协方差矩阵:**  $X = (X_1, \dots, X_n)$ , 则 $X$ 的协方差矩阵 $Cov(X)$ 为 $\begin{cases} a_{ii} = Var(X_i) \\ a_{ij} = Cov(X_i, X_j) \end{cases}$

**相关矩阵:**  $R: r_{ij} = \rho_{ij}$

习题4、习题5

## 大数定律与中心极限定理

**大数定律:** 一般形式: 若 $r.v.$ 序列 $\{X_n\}$ 满足:  $\lim_{n \rightarrow \infty} P\left|\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E(X_i)\right| < \varepsilon$   
则称 $\{X_n\}$ 服从大数定律。

**Chebyshev ver.**  $\{X_n\}$ 两两不相关, 且方差都存在, 并且有共同的上界, 则服从大数定律。

可用Chebyshev ineq.证明

**依概率收敛:** 对 $\forall \varepsilon > 0, \lim_{n \rightarrow \infty} P\{|Y_n - Y| < \varepsilon\} = 1$ , 则称 $\{Y_n\}$ 依概率收敛于 $Y$ 。

**Bernoulli ver.**  $\mu_n$ 为 $n$ 重Bernoulli试验种事件 $A$ 出现次数, 每次试验中 $P(A) = p$ ,

则对 $\forall \varepsilon > 0$ , 有 $\lim_{n \rightarrow \infty} P\left\{\left|\frac{\mu_n}{n} - p\right| < \varepsilon\right\} = 1$

**Markov ver.**  $\{X_n\}$ 满足 $\frac{1}{n} Var(\sum_{i=1}^n X_i) \rightarrow 0$ , 则 $\{X_n\}$ 服从大数定律。

**Khinchin ver.**  $\{X_n\}$ 独立同分布, 且 $X_n$ 数学期望存在, 则 $\{X_n\}$ 服从大数定律

注意: Bernoulli  $\subset$  Chebyshev  $\subset$  Markov, Bernoulli  $\subset$  Khinchin

**C.L.T:** 独立随机变量和:  $Y_n = \sum_{i=1}^n X_i$ , 中心极限定理即该极限分布均为正态分布

定理:  $\{X_n\}$  i.i.d with  $EX = \mu, Var(X) = \sigma^2 > 0$ , as  $n \rightarrow \infty$

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P\left\{\frac{Y_n - n\mu}{\sigma\sqrt{n}} \leq x\right\} = \Phi(x)$$

应用: 1)  $\frac{Y_n - n\mu}{\sigma\sqrt{n}} \sim N(0, 1)$  2)  $\sum_{i=1}^n X_i \sim N(n\mu, n\sigma^2)$  3)  $\bar{X} \sim N(\mu, \frac{\sigma^2}{n})$

**注意:** 在对二项分布做正态近似时, 可有如下修正:



$$P(k_1 \leq X \leq k_2) = P(k_1 - 0.5 < X < k_2 + 0.5) \approx \Phi\left(\frac{k_2 + 0.5 - np}{\sqrt{np(1-p)}}\right) - \Phi\left(\frac{k_1 - 0.5 - np}{\sqrt{np(1-p)}}\right)$$

应用题中， $n$ ,  $x$ 和 $P$ 三者可由其二推出剩下一个的值，具体例题见ppt（习题6）

## 二、概率与统计：应用

据往年经验，大概只要简单了解概念就行？

### 密码学：生日攻击

$k$ 个人中存在生日相同的两个人的概率为  $1 - \frac{365!}{365^k(365-k)!}$

当人数达到 **$k=23$** 时，就有50%以上的概率出现两人生日相同。（往年考过）

应用1：找到冲突的Hash函数值，伪造报文，攻击身份验证算法

对64位Hash，有 $2^{64} \approx 1.8 \times 10^{19}$ 个输出

仅需 $5.38 \times 10^9$ 即可生成碰撞，此值称为“生日界限”。

防范：设置更长的Hash length

应用2：离散对数：基于同余运算和原根的对数运算

Pollard rho 算法：

### 生日攻击

#### ➤ Pollard rho 算法

- ❑ 找一个数字  $x$
- ❑ 找一个数字  $y$
- ❑ 计算 $d = \gcd(|x-y|, p)$ ，其中 $p$ 是要分解的数
- ❑ 如果  $d \neq 1$ ，则分解成功
- ❑ 重复上述操作

```
x ← 2
y ← 2
d ← 1

while d = 1:
    x ← g(x)
    y ← g(g(y))
    d ← gcd(|x - y|, n)

if d = n:
    return failure
else:
    return d
```

$$g(x) = (x^2 + 1) \bmod p$$

防范：找更大的整数，定时更换大整数

## 三、线性代数与矩阵论

矩阵运算：略

零化度： $Nullity = n - rank(A)$

特征值求法： $\det(\lambda I_n - A) = 0$ , 特征向量求法： $(\lambda I_n - A)x = 0$ ,  $x$ 的非零解

正定矩阵：所有特征值大于0

可对角化：若  $A = PDP^{-1}$ , 则  $P$  中的列向量是  $A$  的特征向量,  $D$  中对角元为  $A$  的特征值

奇异值分解:  $A = U\Sigma V^T, AA^T, A^T A$  的特征向量分别构成  $U, V$ , 特征值开方为  $\Sigma$  中的对角元。

对易式:  $[A, B] = AB - BA$ , 若为零, 称为对易的

反对易式:  $\{A, B\} = AB + BA$ , 若为零, 称为反对易的

四、线性代数与矩阵论: 应用

量子计算

给出量子计算下的定义：量子比特  $|\psi\rangle = \alpha|0\rangle + \beta|1\rangle$ , 要求其模长为1

$$|v\rangle = \begin{pmatrix} v_0 \\ v_1 \\ \vdots \\ v_{N-1} \end{pmatrix}, |w\rangle = \begin{pmatrix} w_0 \\ w_1 \\ \vdots \\ w_{N-1} \end{pmatrix}$$
$$\langle w| = (w_0^*, w_1^*, \dots, w_{N-1}^*)$$

则量子意义下的内积

$$\langle w|v\rangle = \langle v|w\rangle^* = \sum_{i=0}^{N-1} w_i^* v_i$$

显然有  $\langle v|v\rangle = \sum_{i=0}^{N-1} v_i^* v_i = \sum_{i=0}^{N-1} |v_i|^2 = 1$

则量子版的柯西-施瓦兹不等式为

$$|\langle \alpha|\beta\rangle|^2 \leq \langle \alpha|\alpha\rangle \langle \beta|\beta\rangle$$

将量子版的定义换回正常的定义, 就和普通版的证明没什么区别

谱分解:  $A = \sum_{j=0}^{N-1} \lambda_j |\mu_j\rangle \langle \mu_j|$ , 其中  $|\mu_j\rangle$  为矩阵的第  $j$  个本征矢,  $\lambda_i$  为对应本征值

常用泡利阵:

泡利阵记号	别名	矩阵表示	谱分解	作用
$I, \sigma_0$		$\begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$	$ 0\rangle\langle 0  +  1\rangle\langle 1 $	恒等变换
$X, \sigma_x, \sigma_1$	非门	$\begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}$	$ +\rangle\langle +  -  -\rangle\langle - $	$ 0\rangle \rightarrow  1\rangle,$ $ 1\rangle \rightarrow  0\rangle$
$Y, \sigma_y, \sigma_2$		$\begin{pmatrix} 0 & -i \\ i & 0 \end{pmatrix}$	$ p\rangle\langle p  -  q\rangle\langle q $ , 其中 $ p\rangle = \frac{ 0\rangle + i 1\rangle}{\sqrt{2}} = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{pmatrix} 1 \\ i \end{pmatrix},$ $ q\rangle = \frac{ 0\rangle - i 1\rangle}{\sqrt{2}} = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{pmatrix} 1 \\ -i \end{pmatrix}.$	$i\sigma_y$ 的作用*: $ 0\rangle \rightarrow - 1\rangle,$ $ 1\rangle \rightarrow  0\rangle$
$Z, \sigma_z, \sigma_3$		$\begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{pmatrix}$	$ 0\rangle\langle 0  -  1\rangle\langle 1 $	$ 0\rangle \rightarrow  0\rangle,$ $ 1\rangle \rightarrow - 1\rangle$

## 最小二乘法

只需记住  $W = (X^T X)^{-1} X^T y$

## 五、微分和差分

微积分内容略

**Recall:** 条件极值：求在约束  $\phi(x, y) = 0$  条件下函数  $z = f(x, y)$  的极值

方法1：能解出显式解  $y = \psi(x)$ ，则  $z = f(x, \psi(x))$

方法2：拉格朗日乘数法

$$z = f(x, y) \Rightarrow \frac{dz}{dx} = f_x + f_y \frac{dy}{dx} = 0 \Rightarrow f_x - f_y \frac{\phi_x}{\phi_y} = 0$$

引入辅助函数  $F = f(x, y) + \lambda \phi(x, y)$

极值点满足

$$F_x = f_x + \lambda \phi_x = 0, F_y = f_y + \lambda \phi_y = 0, F_\lambda = \phi = 0$$

## 差分

无限微积分： $Df(x) = \lim_{h \rightarrow 0} \frac{f(x+h) - f(x)}{h}$ ，作用于连续函数

有限微积分： $\Delta f(x) = f(x+1) - f(x)$ ， $\Delta$  为差分算子，作用于离散函数

下降阶乘幂： $x^{\underline{m}} = x(x-1) \cdots (x-m+1)$

上升阶乘幂： $x^{\overline{m}} = x(x+1) \cdots (x+m-1)$

则差分算子在下降阶乘幂上的结果为  $\Delta(x^{\underline{m}}) = mx^{\underline{m-1}}$ ，这与微分  $D(x^m) = mx^{m-1}$  形式类似

逆差分算子：求和算子  $\Sigma : g(x) = \Delta f(x) \iff \sum g(x) \delta x = f(x) + C$

$$\text{这里 } \sum_a^b g(x) \delta x = \sum_{k=a}^{b-1} g(k)$$

下降幂的求和： $\sum_{0 \leq k < n} k^{\underline{m}} = \frac{n^{\underline{m+1}}}{m+1}$ ，这与定积分的结果也是平行的

下降幂指数的推广： $x^{\underline{-m}} = \frac{1}{(x+1)(x+2) \cdots (x+m)}$

结论：

$$\text{对 } m \neq -1, \Delta x^{\underline{m}} = mx^{\underline{m-1}}, \sum_a^b x^{\underline{m}} \delta x = \frac{x^{\underline{m+1}}}{m+1} \Big|_a^b$$

$m = -1$  时呢？调和数： $H_x$ ，对  $\ln x$  的有限模拟

$$H_x = \frac{1}{1} + \frac{1}{2} + \cdots + \frac{1}{x}, \Delta H_x = H_{x+1} - H_x = \frac{1}{x+1} = x^{\underline{-1}}$$

可用下降阶乘幂快速计算求和式。

应用：Logistic 回归，傅里叶变换，瞄一眼就行。